

将棋における棋風を形成する特徴要素の統計的分析

澤 宣成[†] 伊藤毅志[†]

将棋におけるプレイスタイルである棋風に着目し、人間がどういった特徴要素に対してそれを感じているかを棋譜から抽出した特徴要素の統計的分析によって明らかにすることを試みた。その結果、いくつかの特徴を発見した。

Statistical Analysis of Elements on Play Style in SHOGI

NOBUSHIGE SAWA[†] TAKESHI ITO[†]

Using statistical analysis of feature extracted from game records, We tried to clarify whether the play style in SHOGI is formed by what kind of feature elements. As a result, several features were found.

1. はじめに

将棋におけるプレイスタイルは棋風と呼ばれ、棋風を対象とした様々な研究が行なわれている。

棋風を心理学的に研究したものとしては、11人の棋風をロールシャッハテストと多次元尺度構成法によって分析したものがある[1]。情報工学の分野では、登坂らによる研究や、生井らによる研究が行なわれている。

登坂らは、トップクラスのプロ棋士である羽生善治氏と他のプロ棋士との棋譜を比較することで、客観的な棋風の差異を見つけることを試みた[2]。データとしては駒の「出現回数」、「指した駒の位置」、「終局までの手数」をデータベースから抽出し、それぞれの項目と「n-gram統計を用いた手の組み合わせごとの出現回数」について統計学的に有意差があるか検定を行っている。結果として、羽生氏がどの駒をよく使う傾向があるのか、駒の指された位置にどのような特徴的な違いがあるのか、羽生氏が好む戦型、好まない戦型などを知ることは出来たが、それが棋風とどのように関連しているかという考察は行われていない。また、使用したデータ量も全体で4000局と少なく、十分な分析ができているとは言えない。

生井らは、将棋における棋風を人間がどのように感じるのかをインタビューを通して明らかにし、それをもとに棋風を感じさせるAIを試作し、その評価実験を行った[3]。初段以上のアマチュア熟達者に人間が感じる棋風とはどのようなものかについてアンケートで調査して、その分析から棋風を「その人固有の強く特徴的な指し手、またはその指し手の集合」と定義している。また、棋風は「序盤の戦略的指し手系列」と「中盤以降の特徴的な指し手」の2つに分類できるとも述べている。彼らはこれらを踏まえて、序盤ではそのプレイヤーが選択する定跡頻度に応じて指し手を選択するデータベース

を作り、中盤以降では、Bonanza Methodという評価関数の機械学習法を用いて、そのプレイヤーの棋譜を教師データとして学習させることで、特定のプレイヤーの棋風の模倣を試みた。評価実験の結果は、序盤の戦略の模倣に関しては良好な結果が得られたが、中盤以降の特徴的な指し手の模倣については、あまり良い結果が得られなかった。その原因として、評価関数による模倣の限界が指摘されており、特徴的な駒の使用法や頻度などの統計的なデータの必要性について言及されている。

このように、特定の個人の棋風を分析、模倣する研究は今までに行われているが、そもそも人間が何に対して棋風を感じているのか、棋風を形成している要素を明確に定義している研究はない。

本研究では、最も基本的な棋風として「攻め」と「受け」に焦点を当てて、それぞれの棋風で有名なプロ棋士の棋譜とプロ棋士全体の棋譜を比較し、どのような要素で統計学的な有意差があり、それが人間の感じる棋風にどのような影響を与えているのかについて考察する。

2. 統計分析実験

統計的分析を行うためには、まずインタビューで分析する特徴要素を、アンケートで対象の棋風を持つ棋士を調べる必要がある。

2.1 インタビュー

棋風を形成する特徴要素の候補について知見を得るために、プロ棋士の片上大輔氏に行った。

特徴要素としては、「各駒を使う頻度」、「相手の玉に向かう手の数」、「自陣、敵陣に打つ駒の数、その種類」、「玉の周囲に打った駒の数」、「玉を動かす回数、方向」、

[†]電気通信大学情報理工学研究所情報・通信工学専攻
Department of Communication Engineering and Informatics, Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

「玉の位置」,「中段の金, 銀を引く数」,「トータル駒の損得」,「特定の駒の位置」,「先に駒得するか(歩, 角を除く)」,「中段で金, 銀がぶつかる回数」,「候補手の数」,「突かれた歩を取るかどうか」などが挙げられた。

2.2 アンケート

「攻め」「受け」の棋士の特徴とその棋風の人物を調査するためにプロ棋士の佐藤康光氏と片上大輔氏に対し行った。また, 挙げられた棋士について片上氏と佐藤氏に見解の相違がないかを確認した。

「攻め」の棋風の棋士として挙げられた棋士は, 有吉道夫, 泉 正樹, 佐藤康光, 北浜健介, 久保利明, 深浦康市, 塚田泰明, 渡辺 明, 田中寅彦, 藤井 猛, 塚田泰明, 豊島将之の計 11 名であった。ただし, 泉氏と深浦氏については見解の相違があったため分析対象から除外した。

「受け」の棋風の棋士として挙げられた棋士は, 中村 修, 木村一基, 森安秀光, 杉本昌隆, 大山康晴, 森下卓, 山崎隆之, 糸谷哲郎, 永瀬拓矢の計 9 名であった。

2.3 統計的分析

2.3.1 検定方法

検定には標本が独立で, 異分散である場合を仮定とするウェルチの t 検定を用いた。比較は棋士全体と各棋風を持つ棋士の集合で行い, 棋譜全てを用いる場合, 勝利時, 敗北時の棋譜で分けた場合での検定を行った。分析には 5 万 2 千局, 先後分けて 10 万 4 千局を用い, そのうち「攻め」は 5500 局, 「受け」は 5600 局分であった。勝敗時に分析を行うのは, 勝利時と敗北時で有意差の特徴に違いがないかを確認するためである。

2.3.2 分析する特徴要素

分析対象の特徴要素として, 「自陣, 中段, 敵陣で各駒を指した回数」, 「自陣, 中段, 敵陣で各駒を打った回数」, 「各駒の使用回数」, 「各駒を打った回数」, 「敵陣, 中段, 自陣それぞれにおいて金, 銀を上げた回数, 引いた回数」, 「対局終了時までの駒の損得の平均」, 「玉の周辺に打った駒の数」, 「自陣, 敵陣それぞれに駒を打った数」, 「終局までの手数」を選択した。これらは比較的出现しやすく, 違いが明確に出やすいと考え選択した。

まず前提としてデータを抽出する際, 駒が成るときは成った時の駒がその位置に指されたと扱う。例えば銀が敵陣に入って成り銀になったときは, 成り銀が指されたとして判断し, 銀を指した位置としては加算しない。敵陣, 自陣の定義は, 将棋のルールに準拠し, 敵陣でも自陣でもない中段の 3 段を中段と定義する。位置情報は後手の場合は先手の位置に直して考える。

「対局終了時までの駒の損得の平均」, 「終局までの手数」は 1 局ごとの値を用いて, それ以外の特徴要素は, 1 局ごとの出現回数をその局の「終局までの手数」で割ったもの, つまり各局での 1 手あたりの出現確率で有意差検定を行った。

2.3.3 結果

表 1~3 は結果の内特徴的と思われる歩, 銀, 金に着目した特徴要素について抜粋したものである。++(-) は有意水準 1% で, +(-) は有意水準 5% で棋士全体より多い(少ない)ことを示す。

表 1 銀の実験結果

特徴 / グループ名	全体		勝利		敗北	
	攻め	受け	攻め	受け	攻め	受け
銀将の使用頻度	-				--	
成り銀の使用頻度	++	--		--	+	--
銀将を打った回数	++		++	--	++	
敵陣の銀を引いた回数	+	-				--
敵陣の銀を上げた回数	+	-			+	--
中段の銀を引いた回数	--	++	--	++	--	++
中段の銀を上げた回数		--		--		--
自陣の銀を引いた回数		++		++		++
自陣の銀を上げた回数	--				--	-
敵陣での銀, 成り銀の使用頻度	++	--	++	--	++	--
中段での銀の使用頻度	--				-	
自陣での銀の使用頻度	--	++		++	--	++
敵陣で銀を打った回数	++	--	++	--	++	--
中段で銀を打った回数	++				++	
自陣で銀を打った回数		++		++	+	++

表 2 歩の実験結果

特徴 / グループ名	全体		勝利		敗北	
	攻め	受け	攻め	受け	攻め	受け
歩兵の使用頻度	--	--	--		--	--
と金の使用頻度	+					
歩兵を打った回数	--		--		-	
敵陣での歩、と金の使用頻度	+					--
中段での歩の使用頻度	--	--	--		--	--
自陣での歩の使用頻度	--	++	-	++		++
敵陣で歩を打った回数		--		--		--
中段で歩を打った回数	--	+			-	
自陣で歩を打った回数	--	+	--	+		++

表 3 金の実験結果

特徴 / グループ名	全体		勝利		敗北	
	攻め	受け	攻め	受け	攻め	受け
金将の使用頻度		+			+	++
金将を打った回数	++			--	++	++
敵陣の金を引いた回数				-		
敵陣の金を上げた回数	+			-		
中段の金を引いた回数	--	++	--	++	-	++
中段の金を上げた回数		+				+
自陣の金を引いた回数		++		++		+
自陣の金を上げた回数	--		-	+	--	
敵陣での金の使用頻度	++	-	+	--	++	-
中段での金の使用頻度	--	++	-	++		++
自陣での金の使用頻度						++
敵陣で金を打った回数	++	-		--	++	--
中段で金を打った回数	+			-	++	
自陣で金を打った回数	++	++		++	++	++

2.3.4 考察

歩、金、銀は他の駒に比べて使用頻度が多く、棋風の違いが現れるならここと考え注目することにした。

まず、勝敗によらない有意差の特徴について述べる。

表 2 の歩を打った回数に着目すると、「攻め」では自陣、中段で少なく、受けでは逆に自陣、中段で多く、敵陣では少ないことが分かる。また、勝敗時を見てもその傾向は変わっていない。このことから、「受け」は歩を主に自陣での守りに使っていることが伺える。

表 1、表 3 の中段で銀、金を引いた回数に着目すると、勝敗に関係なく「受け」では銀、金共に引いた回数が多く、逆に「攻め」では少ないことが分かる。このことから「受け」は銀、金を引いて守ることが多い棋風であることが分かり、「攻め」は逆に引かないで攻め駒としていることが考えられる。

全体的な視点で見ると、「受け」は敵陣に打った駒の数が勝敗に関係なく少なく、自陣に打った駒の数が多く、「攻め」では逆に敵陣に打った駒の数が多くことが分かる。このことから「受け」が持ち駒を守りに多く用

いていることが伺える。

勝敗時で変化したものについても調べてみる。

特に違いがみられたのは金の使い方である。表 3 の金を打った回数にかかわる特徴要素を見ると、「攻め」において、勝利時は金を打った回数において有意差が全く見られないのに対し、敗北時には有意水準 1% で多いという結果になっている。このことから、「攻め」は勝勢時において金を持ち駒として温存して詰ませるための要としていることが示唆される。

また、「受け」の自陣での金の使用頻度を見ると、敗北時のみ有意水準 1% で多くなっている。自陣で金を打った回数では勝敗に関わらず有意水準 1% で多いことから、敗北時に限って金を自陣で多く動かす手を指していることが示唆される。

このように勝敗時で一貫した有意差の出方をした特徴要素があった一方、勝敗によって変化した特徴要素も見られた。このことから棋風の分類実験では勝敗を考慮した分析を行っていく必要があると考えた。

3. 棋風の分類実験

3.1 目的

統計的分析に用いた特徴要素をもとに、棋風の分類(分析実験の逆)を行うことで、それらが真に棋風を形成している特徴要素となっているかを確認する。

3.2 方法

データが非線形であることが予想されたため、サポートベクターマシン(SVM)を利用して分類器を作成し評価する。SVMは線形分類器であるが、カーネル法を用いることで非線形データに対しても有効性が示されていることから選定した。

環境はR(ver2.14.1)上で実験を行う。ライブラリ e1071 を使用し、3 交差検定での分類成功率を検証する。SVMの種類はC-SVM、カーネルはRBFカーネルを利用した。学習に利用する単位は1局である。また、それぞれの対局がその棋風集団に属するか属さないかを表す要素を特徴要素と共に記憶し、それに基づいて学習を行うものとした。

実験での分類は「攻めかそれ以外」と「受けかそれ以外」の2つのケースで検証する。また、分析実験の結果から勝敗によって特徴要素の有意差の出方に違いがあったため、勝敗によって分類結果が影響されるか否かを、勝敗を一要素として加えた場合とそうでない場合で比較し調査した。この際、勝敗を勝利なら1、敗北、引き分けなら0のように表した要素としてデータに付加し、勝敗を入れる場合と入れない場合ですべて同じ条件で学習を行った。

3.3 結果

表4 棋風の分類実験3交差検定

棋風\結果	平均	1回目	2回目	3回目
攻め	92.69%	95.01%	91.76%	91.31%
受け	92.61%	91.81%	93.27%	92.74%

表4は勝敗ありの場合の実験結果である。平均で「攻め」「受け」共に92.6%程度の精度で分類することができた。「攻め」については1~3回の間で精度に平均±2.5%程度のばらつきがあり、より交差検定でのサンプル数を細かくする必要があるが、実験全体としては92%と高い確率で分類できている。

また、勝敗を基に調査した結果についてだが、表4の結果と全く同じ結果となったため、勝敗はSVMにおける分類に寄与しない要素であることが示された。

これらのことから注目した特徴要素によって棋風が分類できることを示すことができた。

3.4 考察

分類実験で勝敗に分けた場合に使い方に差が出た

要素があったため、勝敗を学習要素に入れることで変化が出ると予想していたが、異なる結果となった。

このことから推測すると、勝敗による違いよりもより重要な指標が特徴要素の中にあり、それを基にSVMの分類が行われると考えられる。つまり、勝敗に影響されずに同じような有意差の傾向を示したものがより棋風を形成する重要な特徴要素であることが示唆されたといえる。例えば「中段の銀を引いた回数」は「攻め」、「受け」共に勝敗にかかわらず一貫した有意差の出方であり、これらの棋風にとって重要であることが分かる。この特徴要素はインタビュー時に真っ先にプロ棋士の方に挙げて頂いたものであり、プロの感覚にも合致していると思われる。

4. 終わりに

本報告では、棋風を形成する要素の統計的分析実験と、その逆実験である棋風の分類実験を通し、棋風を形成する特徴要素を明確にしようと試みた。

分析実験では、候補として挙げた多くの特徴要素で有意差がみられ、それらが棋風を形成する要素である可能性が示唆された。

次の棋風の分類実験では、実際にそれらの特徴要素を学習パラメータとして用いた分類器を作成し、交差検定による分類を行い、結果分析に用いた特徴要素によって各棋風が分類できることを示した。

この2つの結果から、これらの特徴要素が棋風を形成している特徴要素であると言え、勝敗によらず一貫しているものがより重要な特徴要素であることが示唆された。

今後の展望としては、実際にこれらの特徴要素を用いて棋風を再現するAIの構築や、他の棋風においても同様のことが行えるのかの検証を行っていきたいと考えている。

謝辞 研究に協力してくださったプロ将棋棋士の片上大輔氏、佐藤康光氏に深くお礼を申しあげます。なお、本研究はJSPS研究費22500123の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 岡本浩一、橋口英俊：十一人の棋風ロールシャッハとMDSによる棋士の心理分析、プレーン出版(1989)。
- [2] 登坂 紘介、松原 仁：将棋における棋譜データベースからの棋士の特徴抽出、情報処理学会研究報告。「ゲーム情報学(GI)」vol.2006, No.70, pp.9-16(2006)。
- [3] 生井智司、伊藤毅志：将棋における棋風を感じさせるAIの試作、情報処理学会研究報告。「ゲーム情報学(GI)」Vol.2010, No.3, pp.1-7(2010)。